

코로나19 전후 우울감의 공간 분포 변화: 공간패널모형과 다중 스케일 지리가중회귀의 적용*

이재은** · 임창민*** · 김영호****

Changes in the Spatial Patterns of Depressive Symptoms before, during, and after the COVID-19 Pandemic in Korea: Evidence from Spatial Panel Models and Multiscale Geographically Weighted Regression*

Jae-eun Lee** · Changmin Im*** · Youngho Kim****

요약 : 본 연구는 우울감경험률의 전국 단위 공간 분포가 코로나19를 거치며 어떻게 달라졌는지 분석하였다. 우울감의 핫스팟은 코로나 시기에 줄었다. 이웃 지역의 우울감만 고려한 공간시차모형에서 인접 지역 간 연관은 거리두기 기간에 유의하지 않았다가 일상이 회복된 2023~2024년에 다시 유의해졌다. 이웃 지역의 건강, 의료, 사회, 인구 요인을 통제한 공간터빈모형에서는 우울감의 지역 간 연관이 코로나 전에만 약하게 나타났으며, 모형 설정에 민감하였다. 연간 미충족 의료율은 세 시기 모두 우울감과 가장 강하게 연관되었다. 코로나19 이후에는 이웃 지역의 활동(걷기, 자원봉사, 고위험 음주, 전출 등)이 자기 지역의 우울감과 연관되었다. 우울감의 지역 간 연관에서 이웃 지역의 우울감보다 주민의 활동과 이동이 차지하는 비중이 커진 것이다. 다중 스케일 지리가중회귀에서 걷기 실천율과 우울감의 연관은 코로나 전에는 일부 지역에서만 유의하였으나, 코로나19 이후에는 전국에서 유의하였다. 본 연구의 결과는 정신건강 정책에서 시군구 단위와 생활권 단위의 접근을 함께 검토할 필요가 있음을 보여준다.

주요어 : 우울감, 코로나19, 공간 분포, 파급효과, 공간패널모형, 다중 스케일 지리가중회귀

Abstract : This study examined changes in the nationwide spatial patterns of depressive symptoms across the COVID-19 pandemic in Korea. Hotspots of depressive symptoms decreased during the pandemic. In the spatial lag model, the association between neighboring and local depressive symptoms was not significant during social distancing and re-emerged in 2023 and 2024. Once the spatial Durbin model controlled for the six covariates of neighboring districts, the association appeared only weakly before the pandemic and was sensitive to model specification. The annual unmet healthcare need rate showed the strongest association with depressive symptoms in all three periods. From the pandemic onward, walking, volunteering, high-risk drinking, and out-migration in neighboring districts were associated with local depressive symptoms. Residents' activities and mobility therefore gained weight relative to neighboring depressive symptoms in the spatial association. In the multiscale geographically weighted regression, the association between walking practice and depressive symptoms was significant only in some districts before the pandemic but in all districts from the pandemic onward. The findings indicate the need for mental health policy to consider both district units and activity areas.

Key Words : Depressive symptoms, COVID-19, Spatial pattern, Spillover effect, Spatial panel model, Multiscale geographically weighted regression

*이 논문은 2022년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2022S1A5A2A01045189).

**국립공주대학교 지리학과 석사과정(Master's Student, Department of Geography, Kongju National University, je020129@gmail.com)

***국립공주대학교 지리학과 조교수(Assistant Professor, Department of Geography, Kongju National University, changminim@kongju.ac.kr)

****고려대학교 지리교육과 교수(Professor, Department of Geography Education, Korea University, younghokim@korea.ac.kr)

I. 서론

우울감은 누구나 겪는 일시적인 기분 저하로 보이기 쉽다. 그러나 진단 기준에 이르지 않는 우울감도 일상 기능을 떨어뜨리며, 임상수준의 우울증으로 발전할 수 있다(Judd *et al.*, 1997). 오늘날 전 세계 성인의 약 5%가 우울증을 겪고 있다(WHO, 2026). 우울증은 환자가 기능 손상을 안고 보내는 기간이 가장 긴 정신질환으로, 정신질환 가운데 전 세계 질병 부담에서 차지하는 몫이 가장 크다(GBD 2019 Mental Disorders Collaborators, 2022). 그 부담은 개인의 삶의 질을 넘어 사회 전체의 경제적 손실로 확장된다. 우울증으로 인한 경제적 손실은 전 세계적으로 연간 약 1,400조 원, 한국에서만 약 4조 8천억 원에 이른다(이진규 등, 2021; WHO, 2022). 개인의 질환이 사회 전체의 손실로 이어지는 만큼, 우울증으로 악화되기 전인 우울감 단계에서 발생 양상과 요인을 밝힐 필요가 있다.

우울감의 발생 양상과 결정요인은 개인에 머물지 않고 지역 단위에서 뚜렷이 드러난다. 우울감은 타인에게 전이되는 감정이기 때문이다(Joiner and Katz, 1999). 표정이나 말투를 따라 하는 비의식적 과정을 통해 우울감은 사람 사이로 옮겨간다(Hatfield *et al.*, 1993; Prochazkova and Kret, 2017). 이런 전이가 반복되면 이웃과 지역 수준에서 정서적 동조가 나타난다(Rosenquist *et al.*, 2011). 여기에 인구 유출과 가구 구조의 변화, 의료 접근의 어려움처럼 주민이 함께 겪는 여건이 더해지면 우울감은 개인의 감정을 넘어 지역의 집합적 정서로 확장된다(Grigorioglou *et al.*, 2020). 그 결과 특정 지역에서 우울감은 공간적으로 군집한다(Choi and Kim, 2017). 인접한 지역들도 비슷한 분포를 보이면서 공간적 자기상관이 나타난다(Hwang and Kim, 2023). 개인 간 전이와 지역이 공유하는 조건은 모두 인접 지역 간 우울감의 공간적 연관을 만든다.

코로나19는 우울감의 공간적 연관이 형성되는 조건을 바꾸었을 가능성이 있다. 팬데믹 기간 한국에서는 감염에 대한 두려움, 경제적 불안정, 일상의 제약이 우울감으로 이어졌으며, ‘코로나 블루’라 불리는 현상이 사회 전반으로 번졌다(Lee and Kim, 2023). 한편 대면 접촉과 지역 간 이동을 제한한 사회적 거리두기는 지역 간 이동 연결망을 국지화하여 사람들 사이의 상호작용을 통한 감정의 소통 경로도 좁혔다(Schlosser *et al.*, 2020). 물리적 교류가 공간적으로 제한되면 인접 지역이 비슷한 정서를 공유할 조

건도 약해지고, 우울감의 공간 의존성도 함께 약해질 수 있다.

코로나19가 보여주듯, 우울감의 공간 구조는 고정되어 있지 않다. 지역의 사회·경제·물리적 조건이 우울감에 연관되는 정도는 시간이 지나며 변화하고(Tsimpida *et al.*, 2024), 지역의 인구·사회적 맥락에 따라 연관 크기와 방향이 달라진다(Choi and Kim, 2017). 본 연구는 방역 조치가 달라진 시점을 기준으로 분석 기간을 코로나 전(2017~2019년), 코로나 시기(2020~2022년), 포스트 코로나(2023~2024년)로 나누고, 시기 간 공간적 연관의 차이를 비교한다. 각 시기마다 사람들의 접촉과 이동이 달라진 만큼 우울감의 공간구조도 시기별로 다를 수 있다. 다만 본 연구는 시기 간 차이를 기술하며, 코로나19의 인과 효과를 식별하지는 않는다. 따라서 우울감의 공간 구조를 온전히 파악하려면 공간 의존성과 시간에 따른 변동, 지역별 이질성을 시기를 나누어 함께 보아야 한다.

우울감의 공간 분포를 다룬 연구는 국내외에 축적되었으나 대부분 한 시점의 군집과 요인을 확인하는 데 머물렀다(Choi and Kim, 2017; Hwang and Kim, 2023). 인접 지역 간 파급효과를 추정한 연구는 코로나19 이전을 대상으로 했고(Berger *et al.*, 2025), 코로나19를 기준으로 시기를 나눈 연구는 두 시점만 비교하거나 공간 의존성을 모형에 넣지 않았다(Min *et al.*, 2022; Ryan *et al.*, 2023). 방역이 완화된 뒤 우울감의 공간 군집이 회복되는지는 어느 연구도 확인하지 않았다. 우울감의 공간 구조가 코로나19의 세 시기에 걸쳐 어떻게 변하고 지역 간에 어떻게 갈리는지는 다루어지지 않은 채 남았다.

본 연구는 공간패널모형(spatial panel model)과 다중스케일 지리가중회귀(Multiscale Geographically Weighted Regression, MGWR)를 결합한다. 공간패널모형은 이웃 지역의 요인을 통제한 채 공간 의존성을 시기별로 추정하므로, 한 시점에 머물렀던 기존 분석을 코로나19의 세 시기로 넓힌다. 아울러 개별 요인과 우울감의 연관을 자기 지역의 직접효과와 이웃 지역의 값과 연관되는 파급효과(spillover effect)로 나누어, 공간 의존성을 모형에 넣지 않았던 선행연구를 보완한다. 다만 패널모형은 전국을 하나의 계수로 설명하기 때문에 국지적인 차이를 보여주지 못한다. 다중스케일 지리가중회귀는 요인마다 다른 대역폭을 추정하여 각 요인과 우울감 사이 관계의 지역 간 이질성을 드러낸다. 두 방법을 세 시기에 걸쳐 결합한 시도는 국내 우울 연구에서 찾기 어렵다.

본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, 전국 시군구의 우울감경험률을 코로나 전·코로나 시기·포스트 코로나로 나누어 국지적 군집의 위치와 강도가 시기별로 어떻게 달라지는지 확인한다. 둘째, 이웃 지역의 우울감과 요인이 자기 지역의 우울감과 맺는 연관이 시기별로 어떻게 변하는지를 공간패널모형으로 추정하고, 각 요인과 우울감의 연관을 직접효과와 파급효과로 분해한다. 셋째, 요인과 우울감 사이 관계가 지역에 따라 어떻게 다른지 다중 스케일 지리가중회귀로 분석한다. 분석 결과는 정신건강 사업을 시군구 단위로 돌지 생활권으로 묶을지 판단하는 근거가 될 것이다.

II. 선행연구

1. 코로나19와 우울감의 관계

코로나19 시기에 한국의 우울감은 전반적으로 높아졌다. 감염에 대한 두려움과 사회적 거리두기에 따른 고립이 길어지면서 우울과 불안이 늘었다. 우울과 불안의 증가는 '코로나 블루'라는 말로 불릴 만큼 사회적 문제로 떠올랐다. 팬데믹을 거치며 한국 성인의 우울증 유병률은 4.3%에서 5.2%로 높아졌다(Lee and Kim, 2023). 우울증을 겪는 인구가 5분의 1가량 늘어난 것으로, 성인 인구로 환산하면 약 40만 명이 새로 우울증을 경험한 셈이다.

우울 위험의 증가는 팬데믹이 끝난 뒤에도 이어졌다. 지역사회건강조사 2019~2024년 자료를 코로나 전·코로나 시기·포스트 코로나로 구분한 결과, 우울 증상을 경험할 위험은 코로나 시기보다 포스트 코로나에서 더 높게 나타났다(Jeong and Jeong, 2026). 우울 위험이 방역 완화와 함께 회복되지 않고 오히려 커졌다는 점에서, 팬데믹 시기의 변화는 일시적 충격에 그치지 않는다.

코로나19 시기 우울의 변화는 모든 지역에서 같지 않았다. 전국 시군구를 분석한 연구에서 인구밀도가 높은 지역일수록 우울 증가폭이 컸다(Min et al., 2022). 또한 경남 18개 시군에서도 코로나19 확진자가 많았던 지역일수록 우울 유병률이 높았다(Seo and Park, 2023). 코로나 19 시기 우울의 변화가 지역에 따라 달랐다는 사실은, 우울감을 개인이 아니라 지역 단위에서 살펴볼 필요를 제기한다.

2. 우울감의 공간 의존성

1) 정서 전이 이론과 우울의 공간적 동조

정서 전이 이론(emotional contagion theory)은 우울감이 한 사람에게 머무르지 않고 관계망을 따라 확산될 수 있다고 본다. 12,067명을 32년간 추적한 관계망 자료에서 우울은 친구의 친구를 거쳐 세 단계까지 전파되었으며, 우울한 사람에 둘러싸인 사람이 우울해질 확률은 그렇지 않은 경우의 약 두 배였다(Rosenquist et al., 2011). 우울의 전파는 비슷한 사람끼리 어울리는 경향만으로는 설명되지 않았다. 정서 전이는 표정과 말투를 무의식적으로 따라 하는 과정을 통해 일어나며(Hatfield et al., 1993), 부정적 정서가 관계망을 따라 파급되는 규모는 그 정서를 직접 유발한 사건의 규모보다 크다(Coviello et al., 2014). 다만 정서의 전이는 개인 수준 연구에서 제시된 기제이며, 지역 수준의 자료로는 직접 검증하기 어렵다.

개인 사이의 정서 전이는 지역 단위의 집합적 정서로 확장된다. 같은 지역 주민은 실업이나 생활환경과 같은 공통의 조건에 함께 노출되고(Kim, 2008), 일상적인 접촉으로 정서를 주고받는다(Rosenquist et al., 2011). 그 과정에서 우울감이 지역 수준에서 동조된다. 우울감은 행정 경계 안에 갇히지 않고 생활권을 공유하는 인접 지역의 우울감과도 이어진다. 지역 수준의 공간 자료에서도 우울의 군집이 보고되어 왔다. 전국 4,114개 읍면동의 노인 우울에서 유의한 공간 군집이 관찰되었으며(Moran's $I=0.314$; Hwang and Kim, 2023), 시군구 단위에서도 우울의 공간 자기상관이 보고되었다(Choi and Kim, 2017). 국외에서는 오스트리아 2,114개 지자체를 분석한 결과 인접 지자체 간 우울증 입원의 양의 공간 파급효과가 확인되었다(Berger et al., 2025). 정서의 전이와 인접 지역이 공유하는 조건이 겹치면서, 우울감은 인접 지역끼리 서로 이어진 공간 분포를 이룬다.

2) 코로나19와 지역 간 연결망의 변화

정서 전이는 사람과 지역을 잇는 접촉과 이동의 연결망을 따라 일어난다. 연결망이 달라지면 지역 간 우울감의 연관도 달라진다. 코로나19 시기의 사회적 거리두기와 이동 제한은 이 연결망을 바꾸었다. 이동 제한은 단순히 이동량을 줄인 데 그치지 않고 장거리 연결을 끊어 지역 간 이동성 네트워크를 국지화했으며(Schlosser et al., 2020), 그 결과 지역 간의 공간적 연결이 약해졌다. 마드리드의

지자체를 분석한 연구는 사회적 거리두기 기간에 지자체 간 공간 연결이 약해져 이동의 영향이 사라졌다가, 이동이 재개되면서 공간 패턴이 다시 강화되었음을 보였다(Maza and Hierro, 2022).

지역 간 연결이 약해지면 인접 지역 간 우울감의 연관도 약해질 수 있다. 이동이 감소한 지역의 주민은 방역 조치와 지역 경제 특성을 통제한 뒤에도 더 높은 우울 수준을 보고했다(Perlis *et al.*, 2023). 코로나19는 우울감의 수준을 높였을 뿐 아니라, 지역 간 우울감의 공간 분포 자체를 시기에 따라 바꾸었을 가능성이 있다. 다만 기존 연구는 우울감의 수준 변화에 주목했을 뿐, 우울감의 공간 분포가 코로나19의 각 시기에 걸쳐 어떻게 달라지는지 규명하지 않았다.

3. 공간 분석 연구의 필요성

우울감이 인접 지역과 연관되고 그 구조가 코로나19를 거치며 달라진다면, 변화의 양상은 공간을 분석 단위로 삼아야 포착된다. 같은 사람이라도 어떤 지역에 사는가에 따라 건강 수준이 달라진다. 지역의 사회·물리적 환경이 개인의 건강에 독립적으로 작용하기 때문이다(Macintyre *et al.*, 1993; Curtis and Jones, 1998; Diez Roux, 2001). 우울에서도 지역의 여가·보건 인프라나 물리적 환경이 개인 속성을 통제한 뒤에 작용함이 국외 연구에서 확인되었

고(Galea *et al.*, 2005; Kim, 2008), 한국에서도 같은 결과가 나타났다(Ha and Nam, 2022; Hwang and Kim, 2023). 개인을 단위로 한 분석은 지역 효과와 인접 지역 간의 파급을 포착하지 못한다.

우울의 공간적 분포를 직접 분석한 연구는 국내외에서 축적되어 왔다. 표 1은 주요 선행연구를 분석 대상, 시기 구분, 공간 분석 기법, 파급효과 추정 여부로 정리한 것이다.

선행연구는 세 갈래로 나뉜다. 첫째, 우울의 공간 군집과 결정요인의 지역 간 이질성을 규명한 연구다. 전역 Moran's I와 지리가중회귀(Geographically Weighted Regression, GWR)를 적용한 결과 한국 시군구의 우울 결정요인은 지역마다 다르게 작용하였다(Choi and Kim, 2017). 미국 카운티에 다중 스케일 지리가중회귀를 적용한 연구에서는 요인마다 작동하는 공간적 범위가 달랐다(Rivera and Mollalo, 2022). 한국 읍면동에서도 노인 우울의 공간 군집이 확인되었다(Hwang and Kim, 2023). 그러나 세 연구는 한 시점만 분석해 공간 구조의 시간적 변화를 다루지 못했다.

둘째, 우울의 공간 군집과 파급효과를 추적한 연구다. 오스트리아 지자체에 공간패널모형을 적용한 연구는 인접 지자체 간 우울증 입원의 파급효과를 추정하였다(Berger *et al.*, 2025). 페루에서는 Getis-Ord G_i^* 로 판별한 우울 핫스팟(hotspot)이 2014년 2개에서 2021년 4개로

표 1. 우울감의 공간 분석 선행연구

유형	연구자(연도)	분석 대상	시기 구분	공간 분석 기법	파급효과 추정
공간 군집과 지역 이질성	Choi and Kim (2017)	한국 시군구	단일 시점	Moran's I, GWR	×
	Rivera and Mollalo (2022)	미국 카운티	단일 시점	GWR, MGWR	×
	Hwang and Kim (2023)	한국 읍면동	단일 시점	Moran's I, G_i^*	×
핫스팟 추적과 파급효과 추정	Berger <i>et al.</i> (2025)	오스트리아 지자체	2009~2014	공간패널	○
	Villarreal-Zegarra <i>et al.</i> (2025)	페루 전국	2014~2021	Moran's I, G_i^*	×
시기별 공간 분포 비교	Min <i>et al.</i> (2022)	한국 시군구	코로나 전·중	메타회귀	×
	Ryan <i>et al.</i> (2023)	미국 노스캐롤라이나	코로나 전·중	SaTScan	×
	Tsimpida <i>et al.</i> (2024)	잉글랜드 LSOA	2011~2022	LISA, GWR	×
	Comas <i>et al.</i> (2025)	미국 주	2019~2021	BYM2	×
본 연구		한국 시군구	코로나 전·중·후	G_i^* , 공간패널, MGWR	○

* 유형은 본문의 서술 순서와 일치하며, 유형 안에서는 발표 연도순으로 배열하였다. '파급효과 추정'은 인접 지역 간 공간 파급효과를 공간계량모형으로 추정했는지 여부를 뜻한다.

늘었다(Villarreal-Zegarrra *et al.*, 2025). 다만 전자는 코로나19 이전 시기를 대상으로 했고, 후자는 코로나19 시기를 포함하면서도 외부 충격을 기준으로 시기를 나누지 않았다.

셋째, 시기에 따른 우울의 공간 분포 변화를 비교한 연구다. 한국 시군구의 우울 증가폭을 코로나 전후로 비교한 연구는 메타회귀를 사용해 인접 지역 간 공간 의존성을 모형에 반영하지 않았다(Min *et al.*, 2022). 미국 노스캐롤라이나에서는 코로나 전과 코로나 시기의 우울·자살 관련 응급실 내원 군집을 비교한 결과 군집에 포함된 농촌 지역의 비중이 17.9%에서 24.4%로 늘었다(Ryan *et al.*, 2023). 잉글랜드의 12년 시계열에서는 우울 유병률의 지역 간 불평등이 커졌으나 코로나19를 기준으로 시기를 나누지 않았다(Tsimpida *et al.*, 2024). 미국 주 단위에서 자기보고 정신적 고통의 공간구조를 2019년과 2021년에 비교한 연구에서는 두 시점 모두 인접 주 간 양의 공간의존성이 나타났고 공간 구조도 비슷하였다(Comas *et al.*, 2025). 네 연구는 코로나19를 기준으로 시기를 나누지 않았거나 방역 완화 이후를 따로 구분하지 않아, 방역이 완화된 이후 공간 구조가 회복되는지는 확인하지 못했다.

종합하면 우울감의 공간적 연관이 코로나19의 각 시기에 걸쳐 어떻게 달라지는지를 분석한 연구는 찾아보기 어렵다. 따라서 한국의 우울감경험률을 대상으로 코로나 전·코로나 시기·포스트 코로나 세 시기에 걸쳐 공간 분포의 차이와 그 지역 간 이질성을 함께 분석하는 연구가 필요하다.

III. 연구 자료

1. 연구 지역과 공간 단위

본 연구의 분석 단위는 시군구이다. 시군구는 지역보건의료계획의 수립과 정신건강복지센터의 운영이 이루어지는 행정 단위로, 정신건강 정책의 실행 단위와 일치한다. 다만 시군구는 면적과 인구 규모의 차이가 크고 내부이질성이 커서, 분석 결과가 공간 단위 설정에 따라 달라질 수 있는 가변적 공간단위 문제(Modifiable Areal Unit Problem, MAUP)와 생태학적 오류에서 자유롭지 않다. 지역사회건강조사의 우울감경험률이 시군구 단위로 공표되므로 더 작은 단위의 분석은 자료상 가능하지 않았다.

분석 대상은 전국 229개 시군구 가운데 도서 지역 10곳을 제외한 219개 시군구이다. 부산 영도구, 인천 강화군과 옹진군, 전남 완도군과 진도군, 경북 울릉군, 경남 거제시와 남해군, 제주시와 서귀포시는 육지로 경계를 접하지 않아 퀴 인접 기준으로 이웃을 정의할 수 없으므로 분석에서 제외하였다. 퀴 인접 기준은 행정 경계를 공유하는 지역 사이의 일상적 상호작용을 가정한 것이다. 거리나 이동 흐름이 실제 상호작용을 더 잘 반영할 수도 있으므로, k-최근접 이웃 가중행렬로 주요 결과의 민감도를 확인하였다. 분석 기간은 2017년부터 2024년까지 8개 연도이며, 최종 자료는 1,752개 관측치로 구성된다.

코로나19의 전개 양상과 정부의 방역 정책 변화에 따라 분석 시기를 세 단계로 구분하였다. ‘코로나 전’은 국내 첫 확진자가 발생하기 전인 2017년부터 2019년이다. ‘코로나 시기’는 사회적 거리두기가 본격적으로 시행된 2020년부터 2022년까지이다. ‘포스트 코로나’는 주요 방역 조치가 전면 해제되고 일상 회복이 추진된 2023년과 2024년이다.

2. 종속변수

종속변수는 시군구별 우울감경험률이다. 우울감경험률은 최근 1년 동안 연속 2주 이상 일상생활에 지장이 있을 만큼 슬프거나 절망감을 느낀 사람의 비율로, 지역사회건강조사가 매년 연령표준화하여 산출·공표한다. 시군구당 표본은 약 900명이다. 조사는 2022년까지 매년 8~10월, 2023년부터는 5~7월에 이루어지며, 각 연도의 값은 조사 시점 이전 1년의 경험을 반영한다. 따라서 2020년 조사에는 코로나19 이전 기간이, 2022년 조사에는 거리두기 해제 이전 기간이, 2023년 조사에는 이전 방역 기간이 일부 포함된다.

우울감경험률은 임상 진단이 아닌 자기보고에 기반하므로 진단받지 않은 사람까지 포괄한다. 진단과 의료 이용을 바탕으로 집계되는 임상 우울증 통계는 진단받지 않은 사람을 놓치고, 의료 접근성이 낮은 지역의 부담을 실제보다 작게 잡는다(Kohn *et al.*, 2004; Thornicroft *et al.*, 2017). 반면 지역사회건강조사는 매년 전국 모든 시군구에서 표본을 뽑아 같은 문항으로 측정하므로 지역 간 비교와 시기별 분석에 일관된 자료를 제공한다(Choi and Kim, 2017). 우울감은 우울증으로 이행하기 전에 나타나는 신호이기도 하므로, 우울감 단계의 분포와 구조는 질

환으로 악화되기 전에 개입할 근거가 된다(Cuijpers and Smit, 2004).

3. 독립변수

독립변수는 지역사회 정신건강의 결정요인을 다룬 선행연구를 준거로 건강행태, 의료 접근성, 사회 참여, 가구 구조, 인구 이동의 다섯 범주 여섯 변수로 구성하였다(표 2). 분석 단위가 시군구이므로 개인 수준이 아니라 지역 수준에서 우울과의 관계가 확인된 지표를 우선하였다. 변수별 선정 근거는 다음과 같다.

1) 건강행태 변수

- **걷기 실천율:** 지역 주민의 신체활동 수준을 나타낸다. 지역 박탈도가 높을수록 걷기를 포함한 건강행태의 미 실천 비율이 높았다(Jang *et al.*, 2021). 분석 자료에서도 시·자치구의 걷기 실천율(47.5%)이 군(36.0%)보다 높았다. 최근 1주간 1일 30분 이상 주 5일 걷기를 실천한 사람의 비율로 측정하였다.
- **고위험 음주를 증가:** 지역의 음주 행태 변화를 나타낸다. 고위험 음주율은 지역의 사회환경 요인과 관련된다(이재경, 2015). 227개 시군구의 분위수 회귀에서 지역 스트레스 인지율과 조이혼율이 고위험 음주율과 유

의하게 연관되었다(Kim and Nam, 2021). 경남에서는 코로나19 발생 이후 고위험 음주율은 증가하였으며, 확진자가 많았던 지역일수록 음주율과 우울 유병률이 모두 높았다(Seo and Park, 2023). 방역 조치에 따라 시기별 변동이 컸으므로 전년 대비 변화량으로 구성하였다.

2) 의료 접근성 변수

- **연간 미충족 의료율:** 의료적 필요를 인지하고도 진료를 받지 못한 주민의 비율로, 물리적 접근성뿐 아니라 경제적 여건과 시간적 제약을 함께 반영한다. 국민건강영양조사 자료를 이용한 분석에서 미충족 의료 경험 이 우울과 유의하게 연관되었다(Seok *et al.*, 2025). 다만 우울 증상이 심할수록 미충족 의료를 더 많이 경험한다는 역방향 관계도 보고되어 있어(Kim *et al.*, 2021; Kang *et al.*, 2025), 본 연구는 이 변수를 인과가 특정된 요인이 아니라 의료적 필요의 미충족과 우울감이 함께 나타나는 지역 취약성의 지표로 해석한다.

3) 사회 참여 변수

- **자원봉사 참여자 비율:** 지역의 사회적 자본을 나타낸다. 일본 24개 시정촌의 37,552명을 3년간 추적한 다 수준 분석에서 지역 자원봉사단체 참여율이 10%p 높은 지역의 우울증상 발생 위험이 13% 낮았으며, 이 효

표 2 변수의 정의와 기술통계

구분	변수	정의	평균	표준편차	자료원
종속변수	우울감경험률	최근 1년간 연속 2주 이상 우울감 경험자 비율(연령표준화, %)	6.121	2.273	지역사회건강조사
건강행태	걷기 실천율	최근 1주 1일 30분 이상 주 5일 걷기 실천자 비율(연령표준화, %)	43.507	12.579	지역사회건강조사
	고위험 음주율 증가	당해 연도 고위험 음주율 - 전년도 고위험 음주율(%p)	-0.705	3.305	지역사회건강조사
의료 접근성	연간 미충족 의료율	최근 1년간 진료가 필요하였으나 받지 못한 사람의 비율(연령표준화, %)	6.916	3.750	지역사회건강조사
사회 참여	자원봉사 참여자 비율	자원봉사 참여자 수/주민등록인구×100, 로그 변환	1.717	0.516	1365 자원봉사 통계현황
가구 구조	1인 가구 비율 증가	당해 연도 1인 가구 비율 - 전년도 1인 가구 비율(%p)	0.957	0.787	KOSIS
인구 이동	전출률 증가	전출자 수/주민등록인구×100의 전년 대비 변화량(%p)	-0.244	1.283	국내인구이동통계

* 평균과 표준편차는 1,752개 관측치 기준이다. 증가 변수는 전년 대비 변화량이며 2017년 값은 2016년 자료를 이용하여 산출하였다. 자원봉사 참여자 비율의 평균과 표준편차는 로그 변환 후 값이다.

과는 개인의 참여 여부를 통제한 뒤에도 유지되었다 (Tamura *et al.*, 2021). 44개 시정촌의 변화 분석에서도 5년간 스포츠단체 참여율이 증가한 지역에서 우울증상 유병률이 감소하였다(Watanabe *et al.*, 2019). 자원 봉사 참여자 수를 주민등록인구로 나누어 산출하였으며, 활동 건수를 중복 계산하는 연인원이 아니라 실인원을 사용하였다. 분포의 왜도가 1.87로 우편향되어 자연로그를 취하였다.

4) 가구 구조 변수

- **1인 가구 비율 증감:** 지역의 가구 구조가 변화하는 속도를 나타낸다. 1인 가구는 사회경제적 박탈과 사회적 고립을 통해 우울 취약성과 연결되는 가구 형태로 국내 실증이 축적되어 있다(임유진·박미현, 2018; 박민진·김성아, 2022). 지역 수준에서도 잉글랜드 소지역에서는 1인 가구 비율을 포함한 사회적 파편화 지수가 정신 질환 진단율의 공간 변이를 설명하였다(Grigoroglou *et al.*, 2020). 1인 가구 비율은 분석 기간 전체에 걸쳐 대부분의 지역에서 증가하였으므로 수준이 아닌 전년 대비 변화량으로 구성하였다.

5) 인구 이동 변수

- **전출률 증감:** 지역의 사회적 구성이 얼마나 빠르게 바뀌는지를 나타낸다. 인구 이동률은 1인 가구 비율과 함께 사회적 파편화 지수를 구성하는 지표로 활용되어 왔으며, 이 지수가 높은 소지역에서 정신질환 진단율이 높게 나타났다(Grigoroglou *et al.*, 2020). 본 연구는 전입에서 전출을 뺀 순이동률이 아니라 전출률을 사용하였다. 순이동률은 전입과 전출이 서로 상쇄되어 지역의 이동 특성을 충분히 반영하지 못하기 때문이다. 코로나19 시기에는 이동 제한으로 인구 이동이 위축되었다가 방역 완화 이후 재개되었으므로 변화량으로 구성하였다.

변수 구성에서 고정효과(fixed effects) 모형의 추정 특성을 고려하였다. 고정효과 모형은 동일 지역 내의 시간적 변화로 계수를 추정하므로, 모든 지역에서 단조적으로 증가하는 지표는 시간 추세와 혼입될 수 있다. 이에 1인 가구 비율과 고위험 음주율, 전출률은 수준이 아닌 전년 대비 변화량으로 구성하였다. 수준 변수의 계수는 해당 수준과 우울감의 연관을, 변화량 변수의 계수는 전년

대비 변화와 우울감의 연관을 나타내므로 두 유형의 계수 크기는 직접 비교하지 않는다. 최종 변수 세트의 분산팽창계수는 모두 1.4 미만으로 다중공선성은 확인되지 않았다.

IV. 연구 방법

본 연구는 세 단계로 우울감의 공간 구조를 분석한다. 전역 Moran's I로 공간 군집의 정도를 확인하고 Getis-Ord G_i^* 로 군집의 위치를 시기별로 추적하였다. 이어 공간패널모형으로 인접 지역 간 공간 의존성을 추정하고 공간시차모형과 공간더빈모형을 비교하였다. 마지막으로 다중 스케일 지리가중회귀로 요인과 우울감 사이 관계의 공간적 이질성을 검토하였다.

1. 탐색적 공간 분석

우울감경험률의 공간적 의존성은 전역 Moran's I로 확인하였다(Moran, 1950). Moran's I는 유사한 값이 이웃하여 분포하는 정도를 -1에서 1 사이로 요약하는 지표로, 전역적 군집의 존재는 알려주지만 군집이 어디에 있는지는 알려주지 못한다. 이에 국지적 군집의 식별에는 Getis-Ord G_i^* 를 사용하였다(Getis and Ord, 1992; Ord and Getis, 1995; 이상일 등, 2016). G_i^* 는 자기 지역을 포함한 주변의 값을 합산하여 국지적 강도를 평가하므로, 높은 값이 집중된 핫스팟과 낮은 값이 집중된 콜드스팟의 탐지에 적합하다.

국지 모란지수가 고-저(HL)와 저-고(LH)의 공간 이상치까지 유형화하는 반면, 본 연구의 관심은 개별 이상치가 아니라 군집의 위치와 강도가 시기에 따라 어떻게 이동하는가에 있다. G_i^* 는 핫스팟과 콜드스팟을 하나의 z 점수로 제시하므로 세 시기의 결과를 같은 기준으로 비교하기에 적합하다. 이 지표는 우울의 핫스팟을 추적한 국내외 연구에서도 사용되었다(Hwang and Kim, 2023; Villarreal-Zegar *et al.*, 2025).

공간가중행렬은 두 시군구가 경계를 공유하면 인접한 것으로 보는 퀴 인접 기준으로 구성하고, 이웃 수가 많은 지역의 영향이 커지지 않도록 행 표준화하였다. Moran's I의 유의성은 999회 무작위 순열 검정으로 평가하였다. G_i^* 는 자기 자신을 이웃에 포함하여 산출하였으며, z 점

수가 1.65, 1.96, 2.58을 넘는 경우를 각각 90%, 95%, 99% 신뢰수준의 군집으로 구분하였다. G_i^* 는 군집의 위치를 탐색하기 위한 도구로 사용하였다. 219개 시군구에 대한 동시 검정이므로 개별 z 점수는 확증적 유의성이 아니라 상대적 강도의 지표로 해석하며, 다중검정 보정은 적용하지 않았다. 대신 결과의 견고성을 확인하기 위해 95%와 99% 신뢰수준에서도 핫스팟의 개수와 권역 분포를 비교하였다.

2. 공간패널모형

공간 의존성의 시기별 변화는 공간패널모형으로 분석하였다(Elhorst, 2014). 패널 자료는 같은 지역을 반복 관측하므로 시간에 따라 변하지 않는 지역 고유의 특성을 통제할 수 있다. 공간패널모형은 공간가중행렬로 인접 지역 간 상호 의존을 모형에 직접 반영한다.

본 연구는 공간 의존성의 형태를 달리 가정하는 두 모형을 비교하였다. 공간시차모형(spatial autoregressive model, SAR)은 한 지역의 우울감이 인접 지역의 우울감에 의존한다고 본다. 공간더빈모형(spatial Durbin model, SDM)은 여기에 더해 인접 지역의 독립변수까지 기여한다고 본다. 두 모형 모두 시군구 고정효과를 포함하였으며, 연도 고정효과는 포함하지 않았다. 시기별 관측 연도가 2~3년으로 짧아 연도 더미가 시기 안의 변동을 상당 부분 흡수하기 때문이다. 모든 지역에 공통으로 작용하는 연도별 충격의 영향을 확인하기 위해 연도 고정효과를 추가한 양방향 모형을 민감도 분석으로 추정하였다.

$$y_t = \rho W y_t + X_t \beta + \mu + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$y_t = \rho W y_t + X_t \beta + W X_t \theta + \mu + \varepsilon_t \quad (2)$$

여기서 y_t 는 t 년도의 우울감경험률, W 는 공간가중행렬, ρ 는 공간자기회귀계수, X_t 는 t 년도의 독립변수, β 는 회귀계수, θ 는 인접 지역 독립변수의 계수, μ 는 시군구 고정효과, ε_t 는 오차항이다. 두 모형은 최대우도법으로 추정하였고, 적합도는 우도비 검정과 AIC로 비교하였다.

본 연구는 세 시기 모두 시군구 고정효과를 적용하였다. 지역 고유의 미관측 특성이 독립변수와 상관되어 있으면 확률효과 추정치는 편향되지만, 고정효과는 그 상관과 무관하게 일치추정량을 제공한다(Hausman, 1978; Elhorst,

2014). 시군구의 도시 구조, 의료 자원, 생활 문화 같은 고유 특성은 건기 실천율이나 미충족 의료율과 함께 움직일 가능성이 크다. 세 시기의 계수를 비교하려면 모형을 통일해야 한다는 점도 고려하였다.

하우스만 검정은 이 선택과 대체로 부합한다. 코로나 전($\chi^2 = 23.92, p < 0.01$)과 포스트 코로나($\chi^2 = 45.05, p < 0.01$)에서는 확률효과 모형의 일치성이 기각되었으나 코로나 시기($\chi^2 = 7.08, p = 0.314$)에서는 기각되지 않았다. 다만 이 검정은 공간효과를 포함하지 않은 패널모형으로 수행한 것이며, 공간 의존성이 있는 오차 구조에서는 전통적 하우스만 검정의 통계량이 왜곡될 수 있다(Mutl and Pfaffermayr, 2011).

공간자기회귀계수 ρ 는 인접 지역 간 우울감경험률이 연관되는 정도, 곧 공간적 의존성의 크기를 나타낸다. 공간적 의존성은 정서의 전이, 지역이 공유하는 공통 충격, 모형에 포함되지 않은 공간 요인 가운데 어느 것으로도 발생할 수 있다. 따라서 ρ 의 변화를 정서의 전이로 해석하는 것은 하나의 기제 가설이며, 본 연구는 그 가설을 직접 검증하지 않았다. 시기 간 ρ 의 차이는 세 시기 쌍마다 두 추정치의 차이와 표준오차를 이용한 월드 검정으로 확인하였다.

공간계량모형에서 한 변수의 기여는 그 지역 안에서 나타나는 직접효과와 인접 지역으로 파급되는 간접효과로 분해된다(LeSage and Pace, 2009). 효과의 크기는 모수 추정치로부터 산출하였고, 유의성은 추정된 모수의 분산공분산행렬에서 10,000회 추출한 시뮬레이션 분포로 판단하였다.

3. 다중 스케일 지리가중회귀

요인과 우울감의 연관이 지역마다 다른 정도는 다중 스케일 지리가중회귀로 분석하였다(Fotheringham *et al.*, 2017). 지리가중회귀는 지역마다 인접 지역에 거리에 따른 가중치를 주어 국지적 회귀계수를 추정한다(Brunsdon *et al.*, 1996; 전해정, 2016; 조대현, 2018). 다중 스케일 지리가중회귀는 변수마다 다른 대역폭(bandwidth)을 추정하여 요인별로 작동하는 공간 축척의 차이를 반영하며, 국소 다중공선성 문제가 적고 적합도가 높은 것으로 보고되었다(Oshan *et al.*, 2020; Rivera and Mollalo, 2022). 시기마다 시군구별 기간 평균을 산출하여 219개 시군구의 횡단면 자료로 시기별 모형을 따로 추정하였다. 시군구의

대표 좌표는 폴리곤 중심점으로 정하였고, 좌표계는 EPSG: 5179(Korea 2000 / Unified CS)를 사용하였으며, 거리는 유클리드 거리(km)로 산출하였다.

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k \beta_{bw_k}(u_i, v_i)x_{ik} + \varepsilon_i \quad (3)$$

여기서 y_i 는 지역 i 의 우울감경험률, (u_i, v_i) 는 공간 좌표, bw_k 는 변수 k 의 대역폭이다. 대역폭은 적응형 bi-square 커널로 AICc를 최소화하는 값으로 추정하였으며, 219개 시군구 가운데 국지 회귀에 사용하는 이웃의 수로 표현된다. 대역폭이 219에 가까울수록 전역적 과정을, 작을수록 국지적 과정을 뜻한다. 모형 간 적합도를 비교하기 위해 최소제곱법(OLS)과 지리가중회귀(GWR)를 함께 추정하였다.

국지 회귀는 인접 지역의 자료를 공유하므로 통상적인 임계값을 적용하면 유의성을 과대 추정한다. 국지 계수의 유의성은 유효 모수 개수를 반영한 다중검정 보정 임계값으로 판단하였다(da Silva and Fotheringham, 2016). 국지 다중공선성은 국지 조건수로, 잔차의 공간자기상관은

Moran's I로 점검하였다. 국지 계수의 공간적 변이는 시군구 좌표를 무작위로 재배치하여 다중 스케일 지리가중 회귀를 99회 다시 추정한 몬테카를로 검정으로 확인하였다(Brunsdon *et al.*, 1996).

데이터 처리와 분석에는 Python 3.11을 사용하였다. 공간가중행렬과 전역 Moran's I는 libpysal 4.14.1과 esda 2.9.0, 공간패널모형은 spreg 1.9.0, 다중 스케일 지리가중 회귀는 mgwr 2.2.1 패키지로 구현하였다. Getis-Ord G_i^* 는 표준 공식에 따라 직접 산출하였다. 공간패널모형의 변수는 2017~2024년 전체 자료를 기준으로 한 번 표준화 하였으므로 계수 크기를 시기 간에 비교할 수 있다. 다중 스케일 지리가중회귀는 대역폭 비교를 위해 독립변수만 표준화하였다.

V. 연구 결과

1. 우울감의 시공간 분포와 공간 군집 변화

그림 1은 2017년부터 2024년까지 우울감경험률의 전

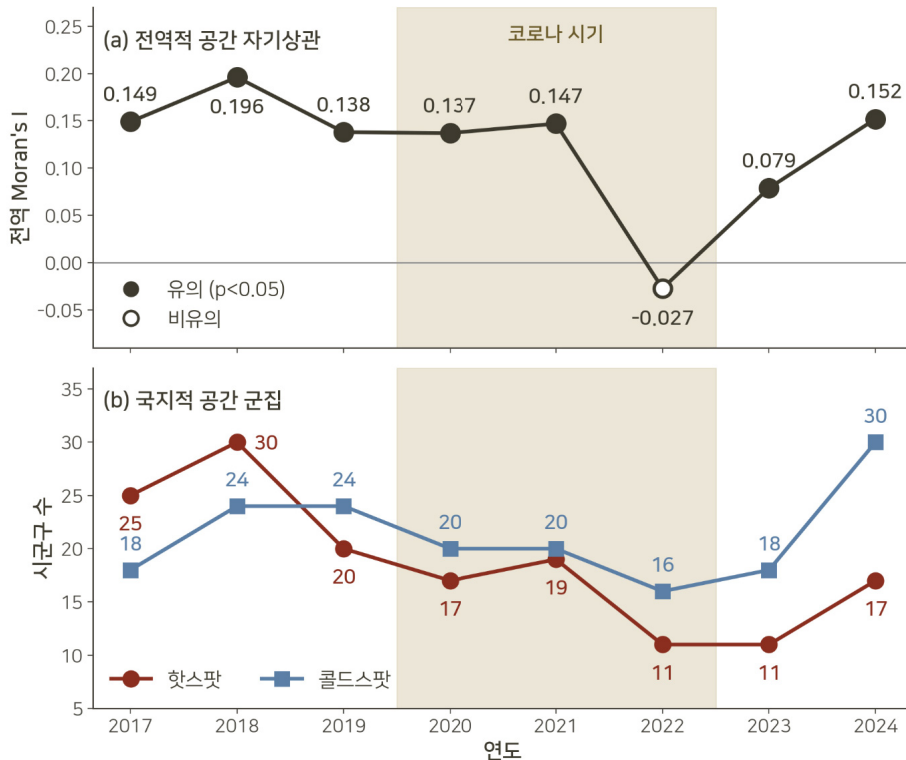


그림 1. 우울감경험률의 전역적 공간 자기상관과 국지적 공간 군집 추이

역적 공간 자기상관(a)과 국지적 군집(b)의 추이를 나타낸 것이다. 전역적·국지적 공간 군집 모두 2022년에 약해졌다. 전역 Moran's I(그림 1(a))는 2017년부터 2021년까지 0.137에서 0.196 사이의 유의한 양의 자기상관을 유지하였다. 다만 지수의 크기가 0.2 미만이므로 강한 공간 군집으로 보기는 어렵다. 양의 전역 자기상관은 우울감이 높은 지역끼리, 낮은 지역끼리 이웃하는 분포를 뜻한다. 그러나 코로나 시기 마지막 해인 2022년에 -0.027로 떨어져 유의성을 잃었다($p = 0.314$). 이웃한 지역에서 우울감의 양의 공간적 상관관계가 2022년에는 나타나지 않았다. 이듬해부터 회복되어 2024년에는 0.152에 이르렀다. 국지적 군집(그림 1(b))도 같은 궤적을 그려, Getis-Ord G_i^* 로 판별한 핫스팟이 2018년 30개에서 2022년 11개로 줄었다가 2024년 17개로 늘었다. 핫스팟의 감소는 95% 신뢰수준에서도 유지되었다(2018년 21개, 2022년 3개).

국내 사회적 거리두기는 2020년 3월에 시행되어 2022년 4월에 전면 해제되었다(보건복지부, 2022). 지역사회 건강조사의 우울감 문항은 조사 시점을 기준으로 최근 1년의 경험을 묻는다(질병관리청, 2023). 2022년 조사는

거리두기 해제 이후인 8~10월에 실시되었지만, 응답의 회고 기간에는 2021년 하반기부터 해제 이전까지의 거리두기 기간이 포함된다. 2022년의 군집 약화는 거리두기 마지막 시기와 해제 직후가 함께 반영된 결과이다. 회고 기간 전체가 거리두기 기간에 해당하는 2021년 조사에서는 공간 군집이 유지되었다.

그림 2는 시기별 평균 우울감경험률의 분포(a)와 국지적 공간 군집(b)을 나타낸 것이다. 연도별로 판별한 그림 1과 달리 시기 내 연도를 평균하여 산출하였다. 우울감이 높은 시군구끼리 이웃한 지역이 핫스팟이며, 범례의 백분율은 판별의 신뢰수준이다.

표 3은 시기별 핫스팟과 콜드스팟의 구성을 도시·농촌과 권역으로 나누어 나타낸 것이다. 도시와 농촌의 대비는 세 시기에 걸쳐 유지되었으나, 핫스팟과 콜드스팟이 어느 권역에 있는지는 시기마다 달랐다. 핫스팟에서 시와 자치구가 차지하는 비중은 78.9%에서 87.0% 사이, 콜드스팟에서 군 지역이 차지하는 비중은 65.5%에서 70.8%로 세 시기 내내 비슷하였다. 분석 대상 219개 시군구에서 시와 자치구가 65.3%인 점을 고려하면 핫스팟은 도시에 치

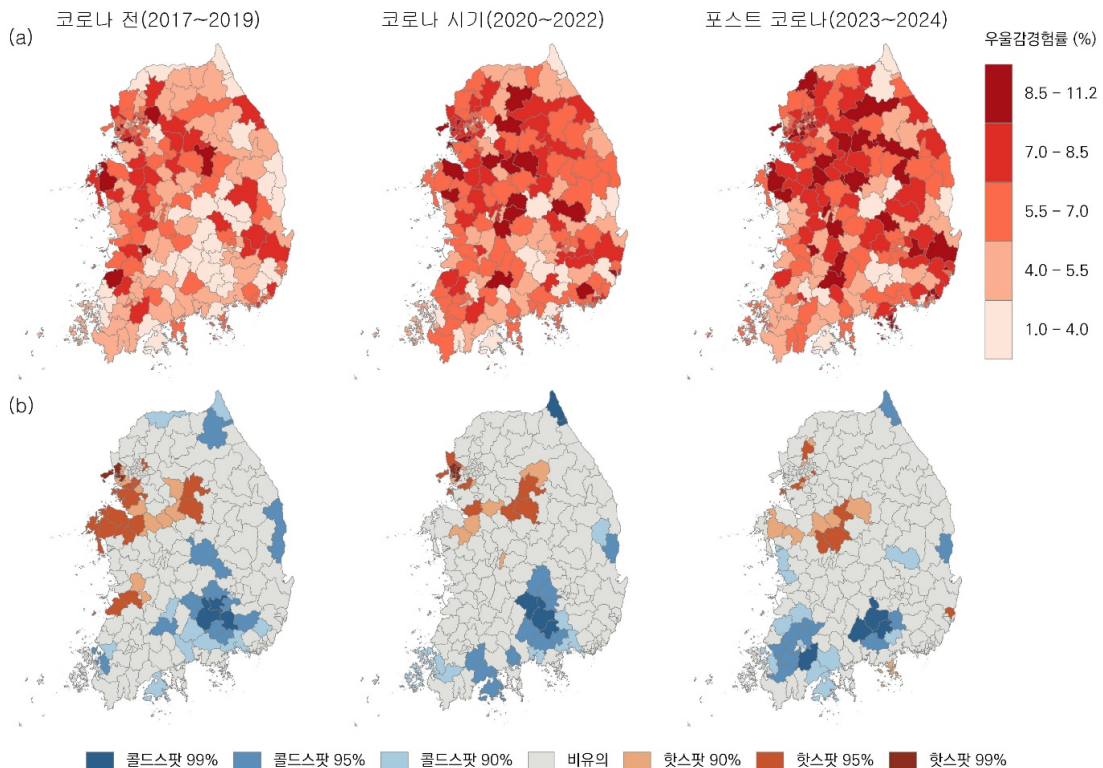


그림 2 시기별 우울감경험률 분포와 국지적 공간 군집

우쳐 있다. 핫스팟에서 수도권이 차지하는 비중은 코로나 전 58.8%에서 포스트 코로나 42.1%로 낮아졌고, 충청권은 26.5%에서 47.4%로 높아졌다. 코로나 전과 코로나 시기에 인천의 자치구 대부분이 핫스팟이었으나 포스트 코로나에는 핫스팟이 나타나지 않았다. 콜드스팟에서도 영남권이 65.5%에서 28.6%로 낮아지고 호남권이 20.7%에서 57.1%로 높아져 두 권역이 역전되었다. 95% 신뢰수준에서도 인천 핫스팟의 소멸과 콜드스팟의 역전은 유지되었으나, 포스트 코로나 핫스팟은 수도권(4개)이 충청권(3개)보다 많았다. 도시와 농촌이라는 축은 유지되었으나, 핫스팟과 콜드스팟이 놓인 권역은 코로나19를 거치며 바뀌었다.

2. 우울감의 지역 요인 분석

1) 공간의존성의 시기별 변화

표 4는 방역 조치가 달라진 시점에 따라 구간을 나누어 산출한 전역 Moran's I와 공간자기회귀계수를 나타낸 것이다. 시군구 고정효과 모형은 같은 지역 안의 연도 간 변동으로 추정하므로 구간마다 최소 2개 연도가 필요하다. 거리두기 시행과 해제, 격리의무 전환이 각 구간 안에 들어가도록 2년 구간을 한 해씩 겹쳐 구성하였고, 방역 조치가 없던 코로나 전은 3년을 하나의 구간으로 두었다. 인접 구간이 같은 연도를 공유하므로 구간별 추정치는 서로 독립적이지 않으며, 표 4는 방역 조치 전후의 흐름을 탐색적으로 살펴본 결과이다. 방역 조치와의 시점 대응을 보기 위해 이

표 3. 시기별 핫스팟·콜드스팟의 구성

구분		코로나 전	코로나 시기	포스트 코로나
핫스팟 계		34	23	19
	시·자치구	29 (85.3)	20 (87.0)	15 (78.9)
	군	5 (14.7)	3 (13.0)	4 (21.1)
	수도권	20 (58.8)	16 (69.6)	8 (42.1)
	충청권	9 (26.5)	5 (21.7)	9 (47.4)
	호남권	4 (11.8)	-	-
	영남권	-	-	2 (10.5)
	강원권	1 (2.9)	2 (8.7)	-
콜드스팟 계		29	24	28
	시·자치구	10 (34.5)	7 (29.2)	9 (32.1)
	군	19 (65.5)	17 (70.8)	19 (67.9)
	충청권	-	-	2 (7.1)
	호남권	6 (20.7)	8 (33.3)	16 (57.1)
	영남권	19 (65.5)	14 (58.3)	8 (28.6)
	강원권	4 (13.8)	2 (8.3)	2 (7.1)

* 90% 신뢰수준 기준, 괄호 안은 각 시기 핫스팟·콜드스팟 대비 백분율(%). 분석 대상 219개 시군구는 시·자치구 143개(65.3%)와 군 76개(34.7%)로, 권역별로는 영남권 66개, 수도권 64개, 호남권 39개, 충청권 32개, 강원권 18개로 구성.

표 4. 방역 조치 시점별 전역 Moran's I와 공간자기회귀계수

구간	방역 상황	Moran's I	p	ρ	p
2017~2019	코로나 전	0.246	0.001	0.133	0.013
2020~2021	거리두기 시행	0.197	0.001	0.076	0.305
2021~2022	해제 전후	0.103	0.008	-0.059	0.429
2022~2023	해제 직후	0.064	0.072	-0.092	0.202
2023~2024	일상 회복	0.145	0.001	0.216	0.001

* Moran's I는 각 구간의 시군구 평균 우울감경험률로 산출. ρ 는 구간별 SAR의 공간자기회귀계수.

웃 지역의 요인을 넣지 않은 공간시차모형을 사용하였다.

공간자기회귀계수는 사회적 거리두기가 시행된 시점부터 해제 직후까지 세 구간 연속으로 유의하지 않았다. 코로나 전 0.133($p = 0.013$)에서 거리두기가 시행된 2020~2021년 0.076($p = 0.305$)으로 떨어진 뒤, 해제 전후 -0.059($p = 0.429$)와 해제 직후 -0.092($p = 0.202$)에 머물렀다. 일상이 회복된 2023~2024년에 이르러 0.216($p = 0.001$)로 다시 유의해졌다. 방역 조치가 이어진 구간에서는 유의한 지역 간 연관이 나타나지 않았다.

전역 Moran's I는 공간자기회귀계수와 다른 시점에 낮아졌다. 2020~2021년 구간까지 0.197($p = 0.001$)의 유의한 양의 자기상관을 유지하다가, 2022~2023년 구간에 0.064($p = 0.072$)로 낮아졌다. 반응 시점이 어긋난 것은 두 지표가 포착하는 관계가 다르기 때문이다. 전역 Moran's I는 이웃한 지역끼리 우울감경험률이 얼마나 비슷한지를 그대로 본다(무조건부 공간자기상관). 인구 구성이나 소득 수준이 비슷해서 생긴 유사성도 여기에 포함된다. 공간자기회귀계수는 설명변수와 시군구 고정효과를 통제하고도 남는 이웃 간 연관만 본다(LeSage and Pace, 2009; Elhorst, 2014). 방역 조치 기간에는 요인을 통제하고 남는 연관이 먼저 약해졌고, 우울감경험률 자체의 유사성은 그보다 늦게 약해졌다.

2) 요인별 직접효과와 파급효과

표 5는 시기별 모형 적합도를 비교한 것이다. 세 시기 모두 공간더빈모형(SDM)이 선택되었다. 우도비 검정 통계량은 $\chi^2(6) =$ 코로나 전 26.35, 코로나 시기 35.36, 포스트 코로나 41.00으로 모두 1% 수준에서 유의하였고, AIC 역시 SDM이 SAR보다 14.4에서 29.0까지 낮았다. 두 모형의 차이는 설명력에서도 확인된다. within R^2 는 같은 지역 안에서 해마다 오르내리는 변동을 모형이 얼마나 설명

하는지를 나타낸다. SAR에서 SDM으로 갈 때 코로나 전 0.035, 코로나 시기 0.046, 포스트 코로나 0.067만큼 높아졌다. 이웃 지역의 요인을 넣었을 때 늘어나는 설명력이 코로나 19를 거치며 두 배 가까이 커졌다. 우울감의 지역 간 연관에서 이웃 지역의 요인이 차지하는 비중이 커진 것이다.

표 6은 시기별 효과 분해 결과이다. 시군구 고정효과를 포함하였으므로 계수는 지역 간 수준 차이가 아니라 같은 지역 안에서 연도에 따라 변하는 부분을 반영한다. 공간자기회귀계수는 코로나 전 0.102로 10% 수준에서 유의하였으나($p = 0.076$) 코로나 시기 -0.038, 포스트 코로나 0.051로 유의하지 않았다. 코로나 전과 코로나 시기의 차이는 월드 검정에서 10% 수준에서 유의하였다($z = 1.676$, $p = 0.094$). 여섯 요인과 이웃 지역의 요인까지 모두 통제 한 뒤에도 남는 우울감의 지역 간 연관은 코로나 전에만 약하게 나타났다.

공간자기회귀계수는 모형 설정에 민감하였다. 연도 고정효과를 추가한 양방향 모형에서 공간자기회귀계수는 코로나 전 0.020($p = 0.743$), 코로나 시기 -0.085, 포스트 코로나 -0.054로 세 시기 모두 유의하지 않았다. k-최근접 이웃 가중행렬에서 코로나 전 계수는 0.088($k = 5$, $p = 0.165$)과 0.117($k = 6$, $p = 0.085$)로 크기는 퀴인 인접 기준과 비슷하였다. $k = 6$ 에서는 포스트 코로나 계수가 0.197($p = 0.012$)로 유의하여 퀴인 인접 기준과 달랐다. 기준 모형에서 유의한 파급효과는 양방향 모형과 두 k-최근접 이웃 가중행렬에서도 부호가 같았으나, 유의성은 설정에 따라 달랐다. 기준 모형을 포함한 네 설정 모두에서 5% 수준으로 유의한 것은 고위험 읍무를 증감의 포스트 코로나 파급효과였다(0.165~0.264).

파급효과의 유무는 요인의 성격에 따라 같았다. 연간 미충족 의료율은 세 시기 모두 파급효과가 유의하지 않았던 반면, 나머지 다섯 요인은 시기에 따라 파급효과가 나

표 5. 공간패널모형 비교

시기	Model	모수	로그우도	AIC	within R^2	LR $\chi^2(6)$
코로나 전	SAR	7	-553.3	1120.7	0.100	-
	SDM	13	-540.2	1106.3	0.135	26.35***
코로나 시기	SAR	7	-574.6	1163.2	0.131	-
	SDM	13	-556.9	1139.9	0.177	35.36***
포스트 코로나	SAR	7	-305.6	625.1	0.175	-
	SDM	13	-285.1	596.1	0.242	41.00***

*** $p < 0.01$. SAR은 공간시차모형, SDM은 공간더빈모형. 모수는 회귀계수와 공간자기회귀계수의 합이며 시군구 고정효과는 제외. LR은 두 모형의 로그우도 차이에 기초한 우도비 검정 통계량.

표 6. 시기별 공간더빈모형의 효과 분해

Variables		코로나 전	코로나 시기	포스트 코로나
연간 미충족 의료율	직접	0.220***	0.263***	0.227***
	파급	-0.089	-0.094	-0.014
1인 가구 비율 증감	직접	0.075*	-0.002	0.108***
	파급	-0.140*	-0.026	-0.030
자원봉사 참여자 비율	직접	-0.313***	-0.071	0.212
	파급	0.187	-0.433***	-0.606*
걷기 실천율	직접	0.011	0.112**	-0.032
	파급	-0.229**	-0.166	-0.490***
고위험 음주율 증감	직접	0.021	0.042	0.089**
	파급	-0.094*	0.212***	0.264***
전출률 증감	직접	-0.005	-0.009	-0.057
	파급	-0.063	0.001	-0.201**
ρ (공간자기회귀계수)		0.102*	-0.038	0.051

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. 모든 변수를 표준화하였으므로 계수는 독립변수가 1 표준편차 증가할 때 우울감경험률이 몇 표준편차 변화하는지를 뜻함. 효과의 유의성은 모수의 분산공분산행렬에서 10,000회 추출한 시뮬레이션 분포로 판단(seed = 42). 시기 간 ρ 차이의 월드 검정 결과 코로나 전과 코로나 시기의 차이는 10% 수준에서 유의하였다($z = 1.676$, $p = 0.094$). 코로나 전과 포스트 코로나($p = 0.577$), 코로나 시기와 포스트 코로나($p = 0.339$)의 차이는 유의하지 않았다.

타났다. 시기 간 차이를 직접 검정한 결과, 5% 수준에서 유의한 차이는 고위험 음주율 증감과 자원봉사 참여자 비율의 파급효과, 자원봉사 참여자 비율의 직접효과에서 코로나 전과 이후 두 시기 사이에 나타났다. 1인 가구 비율 증감의 직접효과와 전출률 증감의 파급효과는 코로나 시기와 포스트 코로나 사이에 달랐다. 걷기 실천율은 어느 시기 사이에도 유의한 차이가 없었다.

연간 미충족 의료율은 세 시기 모두 직접효과만 유의하였다(0.220, 0.263, 0.227). 미충족 의료율은 자기 지역의 우울감경험률과만 연관되었다. 여섯 요인 가운데 유일하게 세 시기에 걸쳐 크기와 방향이 유지되었으며, 코로나 시기에 0.263으로 가장 컸다.

미충족 의료의 원인으로는 교통불편과 진료비 부담, 증상이 심하지 않다는 판단이 지적되어 왔고(Choi and Kim, 2021), 249개 시군구 대상으로 한 다수준 분석에서도 지역 수준 변수 가운데 인구수만 미충족의료와 유의하게 연관되었다(민동후·이혜재, 2025). 진료를 받을 수 있는지가 개인이 처한 조건에 달려 있다는 선행연구의 결과는 파급효과가 나타나지 않은 본 연구의 결과와 부합한다. 다만 우울이 의료 이용을 지연시키는 반대 방향의 관계도 배제할 수 없어 해석에는 주의가 필요하다(Kim et al., 2021).

1인 가구 비율 증감은 코로나 전에 직접효과(0.075)와 파급효과(-0.140)가 10% 수준에서, 포스트 코로나에 직

접효과(0.108)가 유의하였다. 코로나 전에는 두 효과의 부호가 달랐다. 자기 지역의 1인 가구 비율이 늘어날수록 자기 지역의 우울감경험률이 높았고, 이웃 지역의 1인 가구 비율이 늘어날수록 자기 지역의 우울감경험률이 낮았다.

자기 지역의 1인 가구 비율 증가와 우울감의 양의 관계는 1인 가구의 우울 취약성이 사회경제적 박탈과 사회적 고립을 통해 나타난다는 선행연구와 부합한다(임유진·박미현, 2018; 박민진·김성아, 2022). 포스트 코로나의 직접효과는 코로나 시기보다 유의하게 컸다. 이웃 지역의 1인 가구 비율 증가와 자기 지역 우울감의 음의 관계는 코로나 전에만 10% 수준에서 나타났다. 1인 가구가 일자리와 주택 여건을 따라 이동한다는 점에서(조미현·송재민, 2020), 이 결과는 1인 가구가 유입되는 활발한 생활권에 속한 지역일수록 우울감이 낮다는 것을 시사한다.

자원봉사 참여자 비율은 코로나 전 직접효과(-0.313)가, 코로나 시기(-0.433)와 포스트 코로나에는 파급효과(-0.606)가 유의하였다. 포스트 코로나의 파급효과는 10% 수준이었다. 코로나 전에는 자기 지역의 참여율이 높을수록 우울감경험률이 낮았으나, 코로나19 이후에는 인접 지역의 참여율이 높을수록 낮았다. 직접효과와 파급효과 모두 코로나 전과 이후 두 시기 사이의 차이가 유의하였다.

자원봉사 참여와 우울의 관련성은 자원봉사활동에 참여한 노인과 비참여 노인을 비교한 연구에서 보고되었고

(김수현, 2013), 사회적 신뢰와 친목활동도 개인의 우울과 관련이 있었다(김지훈 등, 2024). 직접효과에서 파급효과로의 전환은 거리두기가 시행된 코로나 시기에 나타났다. 전국 평균 참여율은 코로나 전 9.39%에서 코로나 시기 4.50%로 절반 이하가 되었고, 포스트 코로나에도 4.76%에 머물렀다.

걷기 실천율은 코로나 전(-0.229)과 포스트 코로나(-0.490)에 파급효과가, 코로나 시기에 직접효과(0.112)가 유의하였다. 코로나 전과 포스트 코로나에는 이웃 지역의 걷기 실천율이 높을수록 자기 지역의 우울감경험률이 낮았다. 코로나 시기의 직접효과는 양의 방향이었다.

통근과 통학, 여가가 이루어지는 생활권은 행정구역과 일치하지 않는다(오병록, 2014). 이웃 지역의 걷기 실천율이 높을수록 자기 지역의 우울감경험률이 낮았던 결과는 걷기가 이루어지는 생활권을 이웃 지역과 함께 쓰고 있음을 시사한다. 전국 걷기 실천율은 거리두기 기간에 신체 활동이 줄면서(유필한 등, 2022) 코로나 시기 41.32%에 머물렀다가 포스트 코로나에 49.00%로 높아졌다. 포스트 코로나의 파급효과(-0.490)는 코로나 전(-0.229)보다 컸으나, 그 차이는 통계적으로 유의하지 않았다.

고위험 음주율 증감은 세 시기 모두 파급효과가 유의하였으나 부호가 바뀌었다. 코로나 전에는 -0.094로 10% 수준에서 음의 방향이었으나 코로나 시기(0.212)와 포스트 코로나(0.264)에는 양의 방향이 되었다. 포스트 코로나에는 직접효과(0.089)도 유의하였다.

전국 229개 시군구를 분석한 연구에서 유흥주점이 많은 지역일수록 고위험 음주율이 높게 나타나, 음주가 업소의 분포와 관련된 행태임이 확인된 바 있다(이재경, 2015). 상권은 행정구역이 아니라 생활권 단위로 형성되므로(오영기 등, 2022), 음주의 변화는 시군구 경계 안에 머물지 않

을 수 있다. 코로나19 이후의 양의 파급효과는 경남에서 확진자가 많았던 지역일수록 고위험 음주율과 우울 유병률이 함께 높았다는 보고와 방향이 같다(Seo and Park, 2023).

전출률 증감은 포스트 코로나에만 파급효과(-0.201)가 유의하였다. 이웃 지역의 전출이 늘어날수록 자기 지역의 우울감경험률이 낮았으며, 코로나 전(-0.063)과 코로나 시기(0.001)에는 유의하지 않았다.

전출률 증감의 전국 평균은 코로나 시기 -0.54%p로 이동이 위축되었다가, 포스트 코로나에 +0.07%p로 돌아섰다. 인구 이동이 잦은 지역에서 정신건강이 좋지 않다는 선행연구와는 방향이 다르다(Grigoroglou *et al.*, 2020). 선행연구가 다룬 것은 해당 지역의 이동인 반면 본 연구에서 확인된 것은 인접 지역의 이동이다. 전출이 많은 지역과 전입이 많은 지역은 서로 인접하여 나타난다(김상원·이훈래, 2016). 이 결과는 이웃 지역의 전출 증가가 자기 지역의 전입으로 이어지면서 사람이 모여드는 지역일수록 우울감이 낮았을 가능성을 보여 준다.

여섯 요인은 작용 범위에 따라 나뉜다. 연간 미충족 의료율은 세 시기 모두 직접효과만 유의하였다. 나머지 다섯 요인은 한 시기 이상에서 파급효과가 유의하였으며, 포스트 코로나에는 자원봉사와 걷기, 음주, 인구 이동의 파급효과가 유의하였다. 자원봉사와 걷기, 음주는 행정 경계를 넘어 이루어지는 활동이고, 전출은 경계를 넘는 이동이다. 코로나19 이후 우울감의 지역 간 연관에서 이웃 지역 주민의 활동과 이동이 차지하는 비중이 커졌다.

3) 요인별 연관의 공간적 이질성

표 7은 OLS와 GWR, MGWR 세 모형의 적합도를 비교한 것이다. 세 시기 모두 MGWR의 AICc가 가장 낮고 결

표 7. 국지모형 비교

시기	Model	R ²	adj R ²	AICc
코로나 전	OLS	0.279	0.259	808.7
	GWR	0.401	0.341	800.3
	MGWR	0.417	0.361	793.0
코로나 시기	OLS	0.164	0.141	830.9
	GWR	0.309	0.239	822.4
	MGWR	0.415	0.329	806.3
포스트 코로나	OLS	0.256	0.235	853.3
	GWR	0.343	0.288	851.1
	MGWR	0.378	0.315	847.3

* OLS는 최소제곱법, GWR은 지리가중회귀, MGWR은 다중 스케일 지리가중회귀.

정계수가 가장 높았다. 코로나 시기 기준으로 OLS의 결정계수가 0.164에 그친 반면 GWR은 0.309, MGWR은 0.415로 설명력이 두 배 넘게 높아졌다. 코로나 전(0.279, 0.401, 0.417)과 포스트 코로나(0.256, 0.343, 0.378)에는 차이가 그보다 작았다. 세 모형 가운데 MGWR의 적합도가 가장 높았으며, 모형 간 차이는 코로나 시기에 가장 컸다.

표 8은 MGWR 국지 계수 추정 결과이다. 대역폭(Bandwidth)은 국지 회귀에 사용한 이웃 수로, 최댓값 219는 전국이 하나의 계수를 공유하는 전역적 관계를 뜻한다. 18개 대역폭 가운데 11개가 209~218로 전체 219개에 가까워 사실상 전역적 관계에 해당하였다. 국지 계수가 유의

한 시군구가 많은 요인은 연간 미충족 의료율과 걷기 실천율이었다. 연간 미충족 의료율은 세 시기 모두 모든 시군구에서 유의하였고, 대역폭은 코로나 전 218에서 코로나 시기 155, 포스트 코로나 165로 좁아졌다. 계수의 표준편차도 0.054에서 0.195로 커졌다가 0.111로 줄었다. 코로나 시기 이후 미충족 의료율과 우울감의 연관성의 크기가 지역에 따라 다르게 추정되었다. 걷기 실천율은 반대로 코로나 전 43.8%의 시군구에서만 유의하였으나 코로나 시기 이후 모든 시군구에서 유의해졌다. 대역폭은 코로나 전 209에서 코로나 시기 218로 넓어졌다가 포스트 코로나에 163으로 좁아졌다. 다만 공간적 변이 검정에서 연간 미충족 의료율($p = 0.49\sim 0.84$)과 걷기 실천율($p = 0.08\sim 0.94$)

표 8. MGWR 국지 계수

Variables		코로나 전	코로나 시기	포스트 코로나
연간 미충족 의료율	Bandwidth	218	155	165
	Mean	0.738	0.679	0.860
	SD	0.054	0.195	0.111
	% sig.	100.0	100.0	100.0
1인 가구 비율 증감	Bandwidth	218	218	85
	Mean	0.286	-0.071	0.081
	SD	0.041	0.031	0.190
	% sig.	44.7	0.0	0.0
자원봉사 참여자 비율	Bandwidth	217	209	218
	Mean	-0.019	0.064	-0.109
	SD	0.111	0.085	0.054
	% sig.	0.0	0.0	0.0
걷기 실천율	Bandwidth	209	218	163
	Mean	0.255	0.493	0.543
	SD	0.146	0.022	0.108
	% sig.	43.8	100.0	100.0
고위험 음주율 증감	Bandwidth	107	112	218
	Mean	0.122	0.010	-0.124
	SD	0.196	0.222	0.052
	% sig.	3.7	0.0	0.0
전출률 증감	Bandwidth	142	218	212
	Mean	-0.245	0.057	0.083
	SD	0.173	0.010	0.097
	% sig.	3.7	0.0	0.0

* Bandwidth는 국지 회귀에 사용한 이웃 수이며 최댓값 219는 전역적 관계를 뜻함. Mean과 SD는 219개 시군구 국지 계수의 요약값으로, 독립변수 1 표준편차당 우울감경험률(%p)의 변화를 뜻함. % sig.는 5% 수준의 다중검정 보정 임계값에서 유의한 시군구의 비율.

의 국지 계수 변이는 세 시기 모두 유의하지 않아, 대역폭과 계수 분포의 변화는 탐색적 결과로 보아야 한다.

나머지 네 요인은 세 시기 대부분에서 유의한 시군구가 없었다. 1인 가구 비율 증감이 코로나 전 44.7%에서 이후 0%로 떨어졌고, 자원봉사 참여자 비율은 세 시기 모두 0%였다. 고위험 음주를 증감과 전출률 증감도 코로나 전 3.7%에 그쳤다. 1인 가구 비율 증감(포스트 코로나 85)과 고위험 음주를 증감(코로나 전 107, 코로나 시기 112)처럼 대역폭이 좁은 경우에도 유의한 시군구는 거의 없었다. 고위험 음주를 증감은 코로나 시기에 국지 계수의 변이가 유의하였으나($p = 0.03$) 유의한 시군구는 없었다. 공간패널모형에서 파급효과가 나타난 요인들이 국지 모형에서는 유의하지 않았다. 공간더빈모형은 시군구 고정효과를 포함하여 같은 지역 안에서 해마다 변하는 부분을 추정하는 반면 다중스케일 지리가중회귀는 시기별 평균으로 지역 간 수준 차이를 추정하기 때문이다. 두 모형의 결과는

서로 모순으로 볼 수 없으며, 하나의 과정으로 연결해 해석하지 않는다. 다중스케일 지리가중회귀의 잔차에는 세 시기 모두 유의한 공간자기상관이 남지 않았다(Moran's $I = -0.062 \sim -0.040, p > 0.1$). 국지 조건수의 최댓값은 3.5로 통상의 기준인 30보다 낮은 국지 다중공선성도 나타나지 않았다.

그림 3은 연간 미충족 의료율과 건기 실천율의 국지 계수를 시기별로 지도화한 것이다. 연간 미충족 의료율의 국지 계수가 높은 지역은 코로나19를 거치며 경기·강원 북부에서 충청과 호남으로 옮겨갔다. 코로나 전에는 표준편차가 0.054로 전국이 비슷하였지만 코로나 시기에는 0.195로 커지며 경기·강원 북부에서 높고 충청과 전북 서부에서 낮았다. 포스트 코로나에는 대전과 충청 내륙에서 가장 높았고 강원 영동에서 가장 낮았다. 미충족 의료와 우울감의 연관이 강하게 나타나는 권역이 시기마다 달랐다.

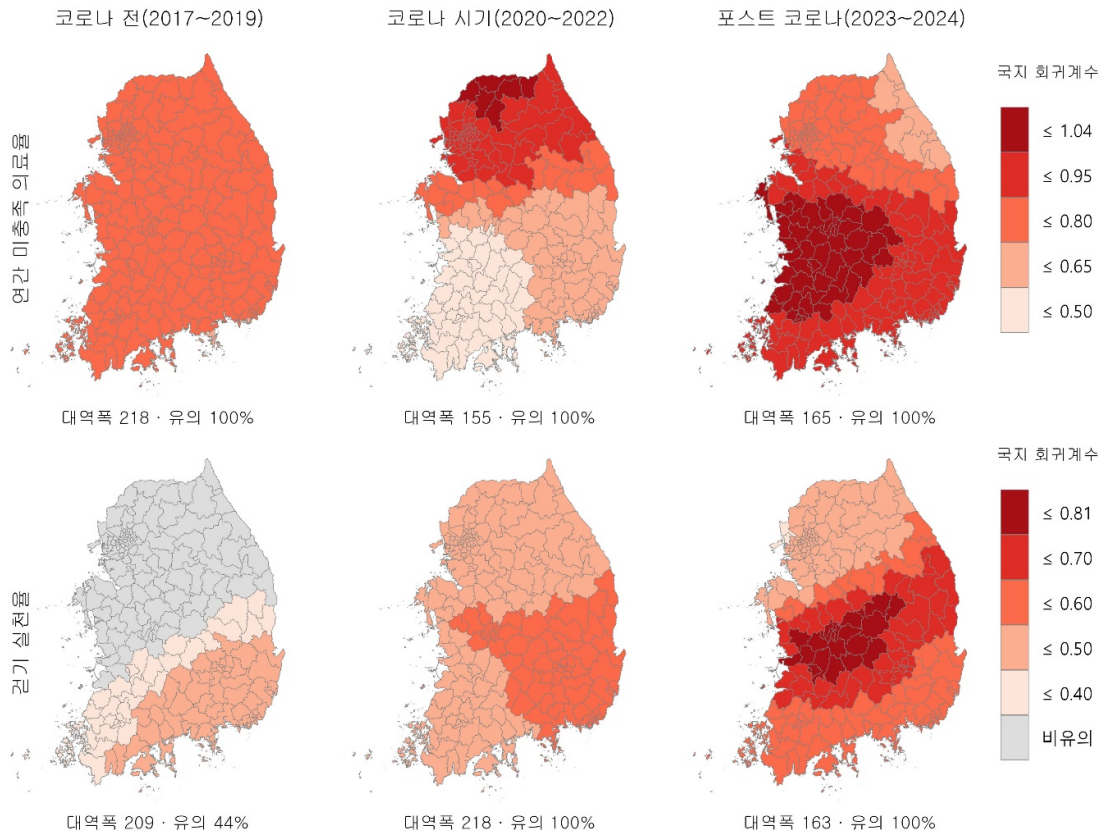


그림 3. 시기별 국지 계수의 공간 분포

* 회색은 국지계수가 유의하지 않은 시군구임

걷기 실천율의 국지 계수는 코로나 시기에 전국이 비슷해졌다가 포스트 코로나에 다시 달라졌다. 코로나 전에는 호남과 영남에서 계수가 유의하였고 수도권과 강원은 유의하지 않았다. 코로나 시기에는 표준편차가 0.022로 줄면서 전국이 거의 같은 계수를 보였다. 계수가 전국에서 비슷해진 시기는 거리두기로 전국에 비슷한 활동 제약이 있던 시기와 겹친다. 포스트 코로나에는 대전과 충청 내륙에서 계수가 높았고 수도권 서부에서 가장 낮았다. 다만 공간적 변이 검정에서 유의하지 않았으므로, 이러한 지역 간 차이는 탐색적 결과로 보아야 한다.

다만 표 8의 걷기 계수는 세 시기 모두 양수인 반면 표 6의 파급효과는 음수였다. 두 모형이 보는 대상이 다르기 때문이다. 공간더빈모형은 시군구 고정효과를 포함하여 같은 지역 안에서 해마다 변하는 부분을 추정하고 다중 스케일 지리가중회귀는 시기별 평균으로 지역 간 수준 차이를 추정한다. 분석 자료에서 시와 자치구의 걷기 실천율은 평균 47.5%로 군(36.0%)보다 높았고, 우울감경험률도 6.5%로 군(5.4%)보다 높았다. 핫스팟도 세 시기 모두 시와 자치구가 78.9%에서 87.0%를 차지하였다. 지역 간 비교에서 나타난 양의 계수는 걷기 실천율과 우울감경험률이 함께 높은 도시 지역의 특성을 반영한 것으로 보인다. 따라서 이웃 지역의 걷기 실천율이 높은 해에 자기 지역의 우울감경험률이 낮았다는 결과를, 걷기 실천율이 높은 지역일수록 우울감이 낮다는 뜻으로 해석해서는 안 된다.

VI. 결론 및 논의

본 연구는 219개 시군구의 우울감경험률을 대상으로 2017년부터 2024년까지의 공간 분포가 코로나19를 거치며 어떻게 변화하였는지 분석하였다. 탐색적 공간 분석으로 우울감의 군집이 시기에 따라 어떻게 달라졌는지 확인하고, 공간더빈모형과 다중 스케일 지리가중회귀로 요인과 우울감의 연관을 시기별·지역별로 나누어 살펴보았다. 우울감의 공간 분포는 코로나19를 거치며 달라졌다. 코로나 전에 약하게 나타나던 이웃 지역 우울감과 연관성은 이후 나타나지 않았고, 행정 경계를 넘어 이루어지는 주민의 활동과 이동이 지역 간 연관에서 차지하는 비중이 커졌다. 국지 모형에서 요인과 우울감의 연관 크기가 지역마다 다르게 추정되었으나, 그 차이는 통계적으로 확인되지 않았다.

주요 발견은 세 가지로 요약된다. 첫째, 우울감의 공간

적 연관은 지표에 따라 서로 다른 시점에 약해졌다. 요인을 통제된 뒤 남는 지역 간 연관은 거리두기가 시행된 2020~2021년 구간부터 유의성을 잃었다. 반면 우울감경험률 자체의 전역적 자기상관은 2022년에 유의성을 잃었다. 핫스팟은 2018년 30개에서 2022년 11개로 줄었으며, 이 감소와 인천 핫스팟의 소멸, 콜드스팟의 영남과 호남 역전은 95% 신뢰수준에서도 유지되었다.

둘째, 우울감이 이웃 지역과 연관되는 양상은 시기에 따라 달랐다. 코로나 전에는 여섯 요인과 이웃 지역의 요인을 통제된 뒤에도 이웃 지역의 우울감이 자기 지역의 우울감과 10% 수준에서 연관되었으나 코로나 시기와 포스트 코로나에는 이 연관이 나타나지 않았다. 다만 공간자기회귀계수는 연도 고정효과를 포함하면 세 시기 모두 유의하지 않아 모형 설정에 민감하였다. 대신 이웃 지역의 걷기 실천율과 자원봉사 참여율, 고위험 음주율 증감, 전출률 증감이 자기 지역의 우울감과 연관되었다. 이 가운데 고위험 음주율 증감의 포스트 코로나 파급효과는 모형 설정과 관계없이 유의하였고, 고위험 음주율 증감과 자원봉사 참여자 비율의 파급효과는 시기 간 차이도 유의하였다.

셋째, 연간 미충족 의료율은 세 시기 모두, 걷기 실천율은 코로나 시기 이후 모든 시군구에서 우울감과 유의하게 연관되었다. 연간 미충족 의료율은 코로나 전 전국이 하나의 계수를 공유하였으나 이후 대역폭이 좁아지고 계수의 표준편차가 커졌다. 다만 공간적 변이 검정에서 두 요인의 국지 계수 변이는 유의하지 않아, 지역 간 차이는 탐색적 결과에 머문다.

분석 결과는 정신건강 정책의 공간 단위를 검토하는 데 근거가 된다. 연간 미충족 의료율은 세 시기 모두 우울감 경험률과 가장 강하게 연관된 요인이었으므로 진료를 받지 못하는 상황을 줄이는 일을 정신건강 정책에서 우선 검토할 필요가 있다. 정책의 공간 단위도 함께 볼 필요가 있다. 걷기와 자원봉사는 이웃 지역의 값이 자기 지역의 우울감과 연관되었다. 주민의 걷기와 봉사는 행정구역 안에서만 이루어지지 않는다. 산책로 조성이나 자원봉사 활성화 사업은 생활권을 함께 쓰는 인접 시군구가 함께 계획할 필요가 있다.

본 연구는 다음과 같은 점에서 의미가 있다. 첫째, 방법론적으로 공간더빈모형과 다중 스케일 지리가중회귀를 함께 적용하여 우울감의 지역 간 연관과 요인의 파급효과를 분리하였다. 기존 연구가 우울감의 공간적 자기상관 여부를 확인하는 데 머물렀던 반면, 본 연구는 그 연관이

어떤 요인과 함께 나타나는지를 시기별로 추적하였다. 둘째, 실증적으로 전국 시군구를 대상으로 코로나19 전과 코로나 시기, 포스트 코로나에 걸쳐 우울감의 공간 분포를 비교하고, 시기 간 차이를 직접 검증하였다. 셋째, 정책적으로 요인의 성격에 따라 개입의 공간 단위를 달리 검토할 필요를 제시하였다. 파급효과가 나타난 요인은 생활권을 묶어, 직접효과만 나타나는 요인은 시군구 단위로 접근하는 구분이 가능하다.

한편 본 연구는 다음과 같은 한계가 있다. 첫째, 실제 이동 자료를 사용하지 못하여 파급효과가 어떤 경로로 작동하는지 확인하지 못하였다. 걷기와 자원봉사, 1인 가구, 전출의 파급효과를 생활권 공유의 결과로 해석하였으나, 이는 결과와 부합하는 가능한 설명이며 통근·통학의 실제 범위를 관측한 자료로 확인하는 것은 후속 과제다. 방역 조치 기간에 지역 간 연관이 유의하지 않았던 결과도 주민의 접촉과 이동이 줄어든 시기와 겹치지만, 접촉과 이동을 직접 측정하지 않았고 연도 고정효과를 포함한 모형에서는 이 패턴이 나타나지 않았다. 둘째, 세 시기 구분은 코로나19의 인과효과를 식별하는 설계가 아니며, 집계 자료에 기초하므로 시군구 단위의 연관을 개인 수준의 정서 전이로 해석하기에는 어려움이 있다. 시군구 단위의 분석은 가변적 공간단위 문제와 생태학적 오류에서도 자유롭지 않다. 셋째, 종속변수 우울감경험률은 시군구당 약 900명을 표본으로 하므로 경험률 6% 수준에서 표준오차가 0.8%p에 이르며, 본 연구는 이 표본오차를 반영하지 않았다. 따라서 연도별 핫스팟 개수의 증감에는 표본오차에 따른 변동이 포함될 수 있다. 최근 1년의 경험을 묻는 지표이므로 2020년과 2023년 응답에도 이전 시기의 경험이 일부 포함된다. 시기의 길이도 3년·3년·2년으로 고르지 않아, 두 해로 추정된 포스트 코로나의 결과는 초기적 결과로 보아야 한다. 코로나 전 공간자기회귀계수의 p 값이 0.076으로 10% 수준에서만 유의하다는 점도 해석에 신중을 요한다. 시기 간 차이는 시기별 모형의 추정치로 검증하였으며, 통합 패널에서 시기 상호작용항으로 검증하는 방법은 후속 과제로 남는다. 넷째, 독립변수와 우울감을 같은 시점에 측정하였으므로 역인과와 누락변수의 가능성을 배제할 수 없다. 미충족 의료율은 우울이 의료이용을 위축시키는 반대 방향의 관계도 보고되어 있고 (Kim et al., 2021; Kang et al., 2025), 걷기 실천율은 도시성과 함께 변동하는 지표이나 도시성을 직접 통제하지 못하였다. 다섯째, 쿼인 집 기준으로 이웃을 정의하기 위해

도시 지역 10곳을 제외하였으므로 결과를 전국으로 일반화하는 데 제약이 있다. 여섯째, 다중 스케일 지리가중회귀의 국지 계수 변이는 공간적 변이 검증에서 대부분 유의하지 않아 지역별 차이에 관한 결과는 탐색적이다. 이러한 한계는 대부분 필요한 자료를 구하기 어려운 데서 비롯된다. 시군구 단위 정신건강 지표를 늘리고 이동 자료를 공개하는 제도적 뒷받침이 필요하다.

참고문헌

- 김상원·이훈래, 2016, “수도권 도시유형별 내부 인구이동 영향요인 분석,” 한국산학기술학회논문지, 17(9), 737-744.
- 김수현, 2013, “노인의 자원봉사 참여가 신체적 건강, 우울, 사회적 지지 및 삶의 의미에 미치는 영향,” 한국노년학, 33(1), 53-66.
- 김지훈·최경숙·이진영·유정아·윤지애, 2024, “20대 젊은 성인의 우울과 사회적 자본의 관련성: 2019년 지역사회 건강조사 자료 연구,” 신경정신의학, 63(1), 57-67.
- 민동후·이혜재, 2025, “지역의 교통 및 의료 환경에 대한 인식이 미충족의료에 미치는 영향: 재정자립도 수준별 비교를 중심으로,” 보건사회연구, 45(2), 396-421.
- 박민진·김성아, 2022, “1인가구의 외로움과 사회적 고립 및 정신건강 문제의 특성과 유형: 서울시 1인가구를 중심으로,” 보건사회연구, 42(4), 127-141.
- 보건복지부, 2022, “사회적 거리두기 조치 약 2년 1개월만에 해제,” 보도자료(2022. 4. 15.).
- 오병록, 2014, “가구통행실태조사 자료를 이용한 통행특성 분석과 생활권 기준 설정 연구: 서울시를 중심으로,” 서울도시연구, 15(3), 1-18.
- 오영기·이병길·이상경, 2022, “서울시 상권 위계와 중심지 체계 비교분석,” 한국지적정보학회지, 24(1), 65-76.
- 윤필한·우다래·박상신, 2022, “코로나바이러스감염증-19 상황에 따른 신체활동 감소 관련 요인,” 대한보건연구, 48(2), 99-110.
- 이상일·조대현·이민파, 2016, “일변량 공간연관성통계량에 대한 비교 연구 (II): 국지적 Si 통계량을 중심으로,” 한국지리학회지, 5(3), 375-396.
- 이재경, 2015, “고위험음주율에 영향을 미치는 지역의 사회환경요인,” 한국사회복지학, 67(1), 165-187.
- 이진규·선우성문·최문정·김동하·박규민·고준석·장성

- 만, 2021, “2019년 국내 우울증의 사회경제적 비용 산출,” *생물치료정신의학*, 27(3), 237-244.
- 임유진·박미현, 2018, “1인가구 중년의 사회경제적 박탈이 우울에 미치는 영향,” *사회과학연구*, 34(1), 187-206.
- 전해정, 2016, “도시환경특성이 지역 암 사망자에 미치는 영향에 관한 연구: GIS와 지리적 가중회귀모형을 이용하여,” *한국지리학회지*, 5(3), 345-355.
- 조대현, 2018, “주택가격과 인구이동 간의 연관성에 관한 공간 분석: 수도권 전세가격을 중심으로,” *한국지리학회지*, 7(3), 449-462.
- 조미현·송재민, 2020, “서울 대도시권의 1인 가구 주거이동 및 유입지역 특성 분석: 직업과 주택 요인을 중심으로,” *국토계획*, 55(4), 70-84.
- 질병관리청, 2023, 「2022 지역건강통계 한눈에 보기」, 청주: 질병관리청.
- Berger, M., Zuba, M., and Simon, J., 2025, Urban-rural disparities in hospital admissions for depression in Austria: A spatial panel data analysis, *Health Policy*, 151, 105209.
- Brunsdon, C., Fotheringham, A.S., and Charlton, M.E., 1996, Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity, *Geographical Analysis*, 28(4), 281-298.
- Choi, H. and Kim, H., 2017, Analysis of the relationship between community characteristics and depression using geographically weighted regression, *Epidemiology and Health*, 39, e2017025.
- Choi, J.A. and Kim, O., 2021, Factors influencing unmet healthcare needs among older Korean women, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(13), 6862.
- Comas, C., Martínez, A., and Blanch, A., 2025, Self-reported mental distress in the United States: A Bayesian analysis of the spatial structure over the COVID-19 pandemic across age groups, *International Journal of Health Geographics*, 24, 30.
- Coviello, L., Sohn, Y., Kramer, A.D.I., Marlow, C., Franceschetti, M., Christakis, N.A., and Fowler, J.H., 2014, Detecting emotional contagion in massive social networks, *PLoS ONE*, 9(3), e90315.
- Cuijpers, P. and Smit, F., 2004, Subthreshold depression as a risk indicator for major depressive disorder: A systematic review of prospective studies, *Acta Psychiatrica Scandinavica*, 109(5), 325-331.
- Curtis, S. and Jones, I.R., 1998, Is there a place for geography in the analysis of health inequality?, *Sociology of Health and Illness*, 20(5), 645-672.
- da Silva, A.R. and Fotheringham, A.S., 2016, The multiple testing issue in geographically weighted regression, *Geographical Analysis*, 48(3), 233-247.
- Diez Roux, A.V., 2001, Investigating neighborhood and area effects on health, *American Journal of Public Health*, 91(11), 1783-1789.
- Elhorst, J.P., 2014, *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*, Berlin: Springer.
- Fotheringham, A.S., Yang, W., and Kang, W., 2017, Multiscale geographically weighted regression (MGWR), *Annals of the American Association of Geographers*, 107(6), 1247-1265.
- Galea, S., Ahern, J., Rudenstine, S., Wallace, Z., and Vlahov, D., 2005, Urban built environment and depression: A multilevel analysis, *Journal of Epidemiology and Community Health*, 59(10), 822-827.
- GBD 2019 Mental Disorders Collaborators, 2022, Global, regional, and national burden of 12 mental disorders in 204 countries and territories, 1990-2019: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019, *The Lancet Psychiatry*, 9(2), 137-150.
- Getis, A. and Ord, J.K., 1992, The analysis of spatial association by use of distance statistics, *Geographical Analysis*, 24(3), 189-206.
- Grigorioglou, C., Munford, L., Webb, R.T., Kapur, N., Ashcroft, D.M., and Kontopantelis, E., 2020, Prevalence of mental illness in primary care and its association with deprivation and social fragmentation at the small-area level in England, *Psychological Medicine*, 50(2), 293-302.
- Ha, S.C. and Nam, E., 2022, Community welfare resources and late-life depression among older adults in Seoul: A multi-level analysis, *International Journal of Geriatric Psychiatry*, 37(3), <https://doi.org/10.1002/gps.5690>.
- Hatfield, E., Cacioppo, J.T., and Rapson, R.L., 1993, Emotional contagion, *Current Directions in Psychological Science*, 2(3), 96-100.

- Hausman, J.A., 1978, Specification tests in econometrics, *Econometrica*, 46(6), 1251-1271.
- Hwang, J.H. and Kim, Y.J., 2023, Neighborhood effect on elderly depression in Republic of Korea, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(6), 5200.
- Jang, B.N., Youn, H.M., Lee, D.W., Joo, J.H., and Park, E.C., 2021, Association between community deprivation and practising health behaviours among South Korean adults: A survey-based cross-sectional study, *BMJ Open*, 11(6), e047244.
- Jeong, W. and Jeong, W., 2026, Trends in depressive episodes in pre-, intra-, and post-COVID-19 pandemic periods among South Korean adults, *BMC Public Health*, 26, 1473.
- Joiner, T.E. and Katz, J., 1999, Contagion of depressive symptoms and mood: Meta-analytic review and explanations from cognitive, behavioral, and interpersonal viewpoints, *Clinical Psychology: Science and Practice*, 6(2), 149-164.
- Judd, L.L., Akiskal, H.S., and Paulus, M.P., 1997, The role and clinical significance of subsyndromal depressive symptoms (SSD) in unipolar major depressive disorder, *Journal of Affective Disorders*, 45(1-2), 5-18.
- Kang, J., Park, J., Kim, H.J., Lee, H., Fond, G., Boyer, L., Rahmati, M., Nehs, C.J., Smith, L., and Yon, D.K., 2025, Association of unmet healthcare needs with depressive symptoms and COVID-19 pandemic-related factors among adults, 2009-2022: A nationwide study in Korea, *Journal of Korean Medical Science*, 40(47), e307.
- Kim, D., 2008, Blues from the neighborhood? Neighborhood characteristics and depression, *Epidemiologic Reviews*, 30(1), 101-117.
- Kim, E.S. and Nam, H.S., 2021, Factors related to regional variation in the high-risk drinking rate in Korea: Using quantile regression, *Journal of Preventive Medicine and Public Health*, 54(2), 145-152.
- Kim, S.Y., Jeong, W., Park, E.C., Park, S., and Jang, S.I., 2021, Association between the severity of new-onset depression and unmet healthcare needs of South Korean adults, *PLoS ONE*, 16(8), e0256222.
- Kohn, R., Saxena, S., Levav, I., and Saraceno, B., 2004, The treatment gap in mental health care, *Bulletin of the World Health Organization*, 82(11), 858-866.
- Lee, E.J. and Kim, S.J., 2023, Prevalence and related factors of depression before and during the COVID-19 pandemic: Findings from the Korea National Health and Nutrition Examination Survey, *Journal of Korean Medical Science*, 38(10), e74.
- LeSage, J. and Pace, R.K., 2009, *Introduction to Spatial Econometrics*, Boca Raton: CRC Press.
- Macintyre, S., Maciver, S., and Sooman, A., 1993, Area, class and health: Should we be focusing on places or people?, *Journal of Social Policy*, 22(2), 213-234.
- Maza, A. and Hierro, M., 2022, Modelling changing patterns in the COVID-19 geographical distribution: Madrid's case, *Geographical Research*, 60(2), 218-231.
- Min, J., Kwon, D., Lee, W., Kang, C., Park, C., Heo, S., Bell, M.L., and Kim, H., 2022, Individual and regional characteristics associated with changes in mental health before and during the COVID-19 pandemic in South Korea, *Scientific Reports*, 12, 14189.
- Moran, P.A.P., 1950, Notes on continuous stochastic phenomena, *Biometrika*, 37(1-2), 17-23.
- Mutl, J. and Pfaffermayr, M., 2011, The Hausman test in a Cliff and Ord panel model, *The Econometrics Journal*, 14(1), 48-76.
- Ord, J.K. and Getis, A., 1995, Local spatial autocorrelation statistics: Distributional issues and an application, *Geographical Analysis*, 27(4), 286-306.
- Oshan, T.M., Smith, J.P., and Fotheringham, A.S., 2020, Targeting the spatial context of obesity determinants via multiscale geographically weighted regression, *International Journal of Health Geographics*, 19, 11.
- Perlis, R.H., Lunz Trujillo, K., Safarpour, A., Quintana, A., Simonson, M.D., Perlis, J., Santillana, M., Ognyanova, K., Baum, M.A., Druckman, J.N., and Lazer, D., 2023, Community mobility and depressive symptoms during the COVID-19 pandemic in the United States, *JAMA Network Open*, 6(9), e2334945.
- Prochazkova, E. and Kret, M.E., 2017, Connecting minds and sharing emotions through mimicry: A neuro-cognitive model of emotional contagion, *Neuroscience*

- and *Biobehavioral Reviews*, 80, 99-114.
- Rivera, K.M. and Mollalo, A., 2022, Spatial analysis and modelling of depression relative to social vulnerability index across the United States, *Geospatial Health*, 17(2), 1132.
- Rosenquist, J.N., Fowler, J.H., and Christakis, N.A., 2011, Social network determinants of depression, *Molecular Psychiatry*, 16(3), 273-281.
- Ryan, S.C., Desjardins, M.R., Runkle, J.D., Wertis, L., and Sugg, M.M., 2023, Evaluating co-occurring space-time clusters of depression and suicide-related outcomes before and during the COVID-19 pandemic, *Spatial and Spatio-temporal Epidemiology*, 47, 100607.
- Schlosser, F., Maier, B.F., Jack, O., Hinrichs, D., Zachariae, A., and Brockmann, D., 2020, COVID-19 lockdown induces disease-mitigating structural changes in mobility networks, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 117(52), 32883-32890.
- Seo, Y.M. and Park, K.S., 2023, The effect of COVID-19 outbreak and incidence on the health-related behaviors and depression of Gyeongnam residents in Republic of Korea, *Medicina*, 59(9), 1672.
- Seok, J.W., Kim, K., Kim, J.U., and Yim, M.H., 2025, Association between unmet healthcare needs and depression in older adults: Evidence from the Korean National Health and Nutrition Examination Survey, *Healthcare*, 13(20), 2635.
- Tamura, M., Hattori, S., Tsuji, T., Kondo, K., Hanazato, M., Tsuno, K., and Sakamaki, H., 2021, Community-level participation in volunteer groups and individual depressive symptoms in Japanese older people: A three-year longitudinal multilevel analysis using JAGES data, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(14), 7502.
- Thornicroft, G., Chatterji, S., Evans-Lacko, S., Gruber, M., Sampson, N., Aguilar-Gaxiola, S., Al-Hamzawi, A., Alonso, J., Andrade, L., Borges, G., Bruffaerts, R., Bunting, B., Caldas de Almeida, J.M., Florescu, S., de Girolamo, G., Gureje, O., Haro, J.M., He, Y., Hinkov, H., Karam, E., Kawakami, N., Lee, S., Navarro-Mateu, F., Piazza, M., Posada-Villa, J., Torres de Galvis, Y., and Kessler, R.C., 2017, Undertreatment of people with major depressive disorder in 21 countries, *British Journal of Psychiatry*, 210(2), 119-124.
- Tsimpida, D., Tsakiridi, A., Daras, K., Corcoran, R., and Gabbay, M., 2024, Unravelling the dynamics of mental health inequalities in England: A 12-year nationwide longitudinal spatial analysis of recorded depression prevalence, *SSM - Population Health*, 26, 101669.
- Villarreal-Zegarra, D., Al-kassab-Córdova, A., Otazú-Alfaro, S., and Cabieses, B., 2025, Socioeconomic and spatial distribution of depressive symptoms and access to treatment in Peru: A repeated nationwide cross-sectional study from 2014 to 2021, *SSM - Population Health*, 29, 101724.
- Watanabe, R., Kondo, K., Saito, T., Tsuji, T., Hayashi, T., Ikeda, T., and Takeda, T., 2019, Change in municipality-level health-related social capital and depressive symptoms: Ecological and 5-year repeated cross-sectional study from the JAGES, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(11), 2038.
- WHO(World Health Organization), 2022, *WHO Guidelines on Mental Health at Work*, Geneva: World Health Organization.
- WHO(World Health Organization), 2026, Depressive disorder (depression), Fact sheet, <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression>
- 교신 : 김영호, 02481, 서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 지리교육과(이메일: younghokim@korea.ac.kr)
- Correspondence: Youngho Kim, 02481, 145 Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul, Republic of Korea, Department of Geography Education, Korea University (Email: younghokim@korea.ac.kr)
- 투고접수일: 2026년 8월 31일
심사완료일: 2026년 9월 28일
게재확정일: 2026년 9월 30일